

一种基于空间对称变换的三维模型 形状描述方法

周明全¹, 樊亚春¹, 耿国华²

(1. 北京师范大学信息科学与技术学院, 北京 100875;

2. 西北大学信息科学与技术学院, 陕西西安 710069)

摘要: 针对基于内容三维模型检索中形状特征提取的关键问题, 提出一种基于空间对称变换的三维模型形状特征描述符构造方法, 此方法主要依据三维模型内部无处不在的对称特性. 首先计算三维模型中点对之间的对称变换, 其中点对来源于球面均匀分区采样后顶点集; 然后利用点对的对称变换构造三维模型顶点对称空间, 并结合空间聚类获得三维模型内部对称关系, 从而给出对称区域描述; 最后将对称区域描述符集合中数据按照对称区域大小排序后作为整个三维模型形状特征描述符, 此特征受三维模型简化、细化、以及几何操作影响较小, 且利用特征库后三维模型检索速度比较满意. 文章最后分别从特征相似性比较、检索效率以及检索实验结果三个方面验证了方法的有效性.

关键词: 三维模型检索; 形状描述符; 对称变换; 球面均匀分区; 对称空间聚类

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 04-0853-07

A Spatial Symmetry Descriptor for 3D Model

ZHOU Ming-quan¹, FAN Ya-chun¹, GENG Guo-hua²

(1. College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100085, China;

2. College of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an, Shaanxi 710069, China)

Abstract: Extracting shape feature is the key point of content-based 3d model retrieval. For this problem, a new approach is proposed for constructing 3d shape descriptor using spatial symmetry transformation. The main idea of this method is that symmetry is an important cue for all objects. At first, symmetry transformation of pair point is calculated, and the points come from spherical uniform sampled. Then symmetry space is built by pair symmetry relation. And using space clustering gets region symmetry description of 3d model. At last, range region symmetry descriptors in descend order to form shape descriptor of whole 3d model. This descriptor is robust to 3d model simplification, subdivision and other geometry operation. Retrieval response time is also satisfied. The effectiveness of the proposed approach is verified by three different sides that are feature similarity comparing, retrieval efficiency and results demonstration.

Key words: 3D model matching and retrieval; shape descriptor; symmetry transformation; spherical uniform sampling; symmetry space clustering

1 引言

随着三维模型应用越来越广泛以及各种三维模型生成工具的日益普及, 大量的三维模型数据出现并被共享, 如何准确寻找定位所需要的模型数据, 已经成为三维模型应用领域需要迫切解决的问题之一. 以文本方式进行检索, 由于受到文本标注的限制不能很好的描述三维模型形状几何分布特征, 无法满足用户对具有特定内在形状结构特征模型的检索. 近年来越来越多的三维模

型检索研究聚焦于三维模型内容特征描述中, 期望从中找出符合三维物体特性的形状特征描述符, 提高基于内容三维模型检索效率.

对称是指物体之间或物体各部分之间通过适当比例、方位变化能够协调一致. 无数的生物、物理以及人造结构都以对称作为最基本的构造方式, 人们对周围世界的理解绝大部分基于认知共享和重复结构^[1]. 本文针对对称特性在三维物体结构中占据的重要地位, 提出一种基于空间对称变换的三维模型形状描述方法, 利用此

描述方法实现基于对称特征三维模型的检索. 文章第二节中就三维模型特征提取目前研究的相关方法以及基于对称特征的研究工作进行比较阐述; 第三节对三维模型形状对称进行了简单描述, 并定义了相关概念; 第四节分别提出了三维模型姿态规范方法和球面均匀分区采样方法, 满足特征对于旋转、平移、缩放、简化、细化等的不变性; 第五节提出了具体的对称描述符提取过程和表述方法以及特征比较的计算; 最后在第六节给出了算法的实验结果.

2 相关工作

三维模型特征提取是基于内容三维模型检索研究的重点, 目前主流的三维模型特征提取方法大致可以分为三种^[2]: 基于全局特征的提取方法^[3,4], 基于空间分布特征的提取方法^[5~7], 基于局部特征的提取方法^[8~10].

全局特征描述了三维模型的整体形状特性, 对三维模型顶点及顶点曲率分布进行统计, 这种特征最常用的为基于直方图统计方法. 根据不同几何形体表面顶点间的相互关系呈现出不同的分布特征^[3], 提取任意两点间的欧氏距离、三点间的面积值或四点间的体积值等五种特征进行统计, 分别为 A3, D1, D2, D3, D4 特征算法. 这种特征检索方法简单快捷, 但描述模型之间相似性的能力普遍不够强, 带有随机性, 检索性能有时不稳定, 不适合局部匹配. 空间分布特征代表了物体的空间定位特性, 此特征将模型进行物理分区并按照一定方式排列, 不破坏物体内部点的位置相关性, 空间分布特征对三维模型旋转不具备鲁棒性. Ankerst^[5]围绕三维模型的质心, 将模型空间划分为一系列的轮廓和扇区, 以此为基础统计出三维形状直方图, 如果分割扇区过多则形成较高的特征维数, 而扇区过少不能体现三维模型的局部特征. 基于局部特征的提取方法在形状边界部分考虑顶点周围的表面形状特性. Chen^[8]均匀获取三维模型一百幅投影, 计算这些投影的 Zernike 力矩并进行傅立叶变换, 其结果作为模型的特征. 此种特征并不能很好地反映出三维模型中的空间结构信息, 特征匹配准确率较低.

对称检测已经在很多领域被广泛研究, 诸如可视化理解、计算机视觉、机器人、几何计算等. 早期方法主要研究如何获取尽量完整的 2D 或 3D 对称点几何关系^[11], 这种方法应用到现实物体时存在一定的局限性. 对全局的反射对称进行简单编码构成物体形状描述符^[12], 随后^[13]在其工作中引进反射对称并利用此对称特征进行形状检索和数据匹配. 三维物体内部的对称特性不仅表现了其局部特征描述而且也完成了对全局特征的描述, 同时反映了三维模型的空间分布特性.

Kazhdan^[12,13]提出的利用三维模型的反射对称描述符表示三维模型特征, 将物体对称特性利用到三维模型特征提取中, 但是此算法仅依靠基于三维模型质心的对称轴的平面投影展开计算, 其对称描述符没有体现三维模型对称的本质特性, 因此缺乏三维模型对称特征中对于局部特征的描述.

3 三维模型形状对称描述

传统意义上的对称指物体与物体之间或物体两部分相对于过中心点的平面对称, 通常指上下对称或左右对称, 这种对称虽然从全局上把握了物体的形状特征, 但却忽略了物体局部形状对称特征. 以下根据欧几里德对称群定义物体内部广泛意义上的对称关系^[19]:

定义 1 三维模型内两个部分经过一系列欧几里德群中的平移、缩放、旋转等变换后, 仍使得三维模型在空间中占有同样的位置, 即称保持空间不变的两部分存在对称关系.

按照定义 1 对于对称关系的描述, 如图 1 为一组三维模型部分之间的对称关系示例. 图 1(a)为原始海豚三维模型, 图 1(b)中所标注的两部分经过镜像方式达到拟合, 图 1(c)中所标注的两部分通过旋转缩放后达到拟合, 图 1(d)中所标注的两部分通过平移旋转后达到拟合.

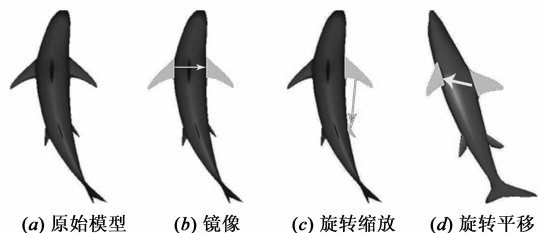


图 1 三维模型对称描述

图 1 中(b)为传统意义上的仿射对称, 而按照定义 1 图 1 中(c)、(d)两幅图中分别标注的两部分也都称为对称, 只是用于描述两部分对称关系的变换不同.

定义 2 三维模型内部的两个不同点之间或两个不同部分之间在给定的对称群运算下, 不会改变三维模型的外观, 则称此运算关系为这两个点或两个部分之间的对称变换.

如图 1 中(b)所标注的两部分之间点的对称变换是一个由仿射关系组成的变换, 而(c)是由旋转缩放关系组成的一个变换, (d)是由一个旋转平移关系组成的变换, 每一个变换都由精确的数字特征向量来衡量. 由于物体内部通过对称变换后的对称部分以及对称点数量很大, 且对称变换多数互不相同, 因此形成了对称变换空间, 简称对称空间:

定义 3 由所有的点对称变换组成的空间称为

对称空间。

对称空间中散落着很多点,每一个点代表一个对称变换,例如图 4 所示。由于对称空间中距离相近的点拥有相似的对称变换,对这些相似的对称变换进行聚类后可确定三维模型的一个个对称区域。

定义 4 对称空间中一组距离相近的点的集合称为三维模型的一个对称区域。

如图 1(b)中的两部分的点组成了一组旋转缩放变换,在对称空间中这些对称变换会是一些距离相近的点的分布,也就是,这些对称变换点的集合代表了这两部分所表示的对称区域。

对称空间的描述反映了物体对称的全局特性和局部特性,有效的描述了物体的形状分布特征。

4 分区采样

三维模型进行对称特征提取的前提之一是进行三维模型姿态规范,分别利用平移缩放以及旋转归一化操作将三维模型规范到单位球面坐标中,其中旋转归一化利用主成分分析法(PCA)求取主轴进行计算,文献[14]提出一种用法线分布调整 PCA 主轴的方法。此方法在计算主轴时,从人的认知习惯出发,分析模型的法向分布特性并进行归类,再根据归类结果有针对性地采用主轴修正策略;在分析三维模型的法线分布特性时借助了法线分布直方图,降低了计算误差的影响。

归一化后的模型由于顶点数目较多,增加了对称点提取的复杂度,因此采用分区采样策略对三维模型进行点采样。由六个坐标轴上的单位点构成的正八面体通过不断的三角平均细分并膨胀到单位球面后生成一系列越来越细密的网格,不管分割的细密程度,分割总能将单位球平分为表面积和体积均相等的三维区间。正八面体分区是最接近于经纬度分区的一种方法,符合人类视觉位置习惯,最大限度保持三维模型全局特征,它比经纬度分区方法更加均匀,能够更好的保持

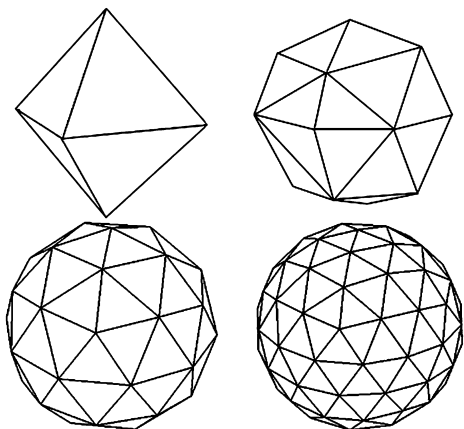


图2 球面分区图

三维模型的局部特征。根据精确程度的需要选取正八面体 4 次细分的结果作为采样分区方案,如图 2 所示,4 次细分后的球面共有 512 个区域。

计算正八面体细分后的 512 个三角网格的 258 个顶点坐标,确定每个分区位置,并根据分区位置判断三维模型中的点是否落在分区网格内。4 次细分后的三角网格球面坐标 (θ, ϕ) 分布计算方法如下:

$$\begin{cases} \theta = j \cdot \frac{\pi}{4l}, j = 1 \cdots l - 1 \\ \phi = i \cdot \frac{\pi}{2n}, i = 0 \cdots 4n - 1 \end{cases} \quad (1)$$

其中 $n = \text{ceil}(\frac{l}{2}) - 1$, $\text{ceil}(x)$ 为上取整, l 为细分次数,本文中取 $l = 4$,另外,球面的南极和北极点分别为 $(\pi, 0)$ 和 $(0, 0)$ 值。

每一个采样区域采样点数与模型点分布密度有关,区域采样点计算如下:

$$s'_a = \frac{s_a}{s} \times m, a = 1, \cdots, 512 \quad (2)$$

其中 s 为原始模型顶点数, s_a 为原始模型区域 a 中的顶点数, m 为拟采样点数,本文算法使用最多 2000 个点作为采样点数,即所采样的点数不会超过 2000 个点,最终 s'_a 为区域 a 中需要随机采样的点数。

5 空间对称描述符

5.1 对称检测

为了寻找三维模型内部对称关系,首先对采样出的点,计算每两个点之间的对称变换,而确定两个点的对称变换,需要对其中的一个点进行一系列的旋转平移以及缩放操作方可完成。

定义对称变换 T_{ij} 为点 $p_i = (x_i, y_i, z_i)$ 和点 $p_j = (x_j, y_j, z_j)$ 之间达到拟和的条件,即 p_i 点通过变换 T_{ij} 映射至 p_j 点。 T_{ij} 为一个三元组,定义为:

$$T_{ij} = \{\theta_{1ij}, \theta_{2ij}, s_{ij}\} \quad (3)$$

其中 s_{ij} 为缩放参数, θ_{ij} 为旋转参数。

曲率作为对几何体不平坦程度的一种衡量,对三维模型外形具有很强的描述性。利用空间点的两个主曲率方向的平面法线确定旋转参数值。如 p_i 点的最小最大曲率分别为: $k_{i,1}, k_{i,2}$, 其中 $k_{i,1} \leq k_{i,2}$, 主曲率方向分别为 $c_{i,1}$ 和 $c_{i,2}$, 计算得到 $c_{i,1}$ 和 $c_{i,2}$ 组成平面的法线值 n_i , 同理计算 p_j 点的主曲率方向法线值 n_j , 由法线 n_i 绕坐标轴旋转到 n_j 所需要的两个角度值 $\theta_{1ij}, \theta_{2ij}$ 作为旋转参数描述,如图 3(a) 为法线旋转拟合结果,图 3(b) 为法线旋转角度。

利用主曲率值确定缩放参数 s_{ij} , 定义为:

$$s_{ij} = (k_{i,1}/k_{j,1} + k_{i,2}/k_{j,2})/2 \quad (4)$$

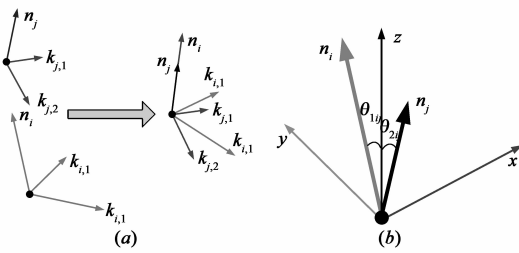


图3 对称变换关系中旋转参数的确定

由此得到采样后任意两点之间的对称变换 T_{ij} 。

5.2 对称空间聚类

由于三维模型采样后最多点数为 2000 个,任意两点间生成对称变换个数最多为 $C_{2000}^2 = 1999000$ 个. 如此多的对称变换组成了一个对称空间:

如图 4 中对称空间中的每一个点代表了三维模型一个点对之间的对称变换,而空间中相近的点具有相近似的对称变换,即表明对称空间中相近点区域构成了三维模型中的对称区域. 因此对对称空间的点进行聚类,同一个聚类区域内的点拥有相近的对称变换。

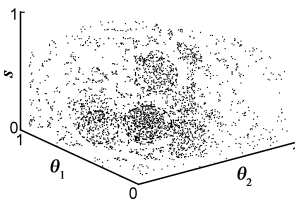


图4 对称空间聚类

为了避免对称空间中噪声点对聚类结果的影响,算法采用 CURE 方法^[18]实现聚类过程, CURE 方法采用了一种新颖的层次聚类方法,该算法选择基于质心和基于代表对象方法之间的中间策略. CURE 方法的显著特点是对噪声孤立点数据的处理非常有效,另外可以识别任意形状的簇,且空间复杂度较低为 $O(n^2)$. CURE 算法用 r 个代表点刻画数据簇的形状,避免了使用全部数据带来的高复杂度和仅使用簇中心对识别复杂形状的数据簇的影响;为了降低噪声孤立点数据对聚类过程的干扰,按照收缩因子向数据簇中心收缩代表点后计算两数据簇间的距离;聚类过程中将较小的或是在聚类过程中增长缓慢的数据簇作为离群点加以删除。

为了避免对称空间中噪声点对聚类结果的影响,算法采用 CURE 方法^[18]实现聚类过程, CURE 方法采用了一种新颖的层次聚类方法,该算法选择基于质心和基于代表对象方法之间的中间策略. CURE 方法的显著特点是对噪声孤立点数据的处理非常有效,另外可以识别任意形状的簇,且空间复杂度较低为 $O(n^2)$. CURE 算法用 r 个代表点刻画数据簇的形状,避免了使用全部数据带来的高复杂度和仅使用簇中心对识别复杂形状的数据簇的影响;为了降低噪声孤立点数据对聚类过程的干扰,按照收缩因子向数据簇中心收缩代表点后计算两数据簇间的距离;聚类过程中将较小的或是在聚类过程中增长缓慢的数据簇作为离群点加以删除。

5.3 对称特征描述

对称空间的点经过聚类后形成一个对称区域,其中每一个对称区域代表了三维模型的形状的不同特征,也就是说对称区域的特征代表了三维模型的特征,因此抽取对称区域特征描述,定义如下:

$$f = (d, l, \phi) \quad (5)$$

其中 d 为对称区域密度,即聚类区域点的个数. l 为区域中心点距离空间坐标原点的距离. ϕ 为区域中心和空间坐标轴的平均夹角。

对对称区域按区域密度 d 聚类进行排序,密度越大则对称区域越大,即对称视觉感越强. 由此定义对称

特征描述符为:

$$F(d, l, \phi) = \{(d_1, l_1, \phi_1), (d_2, l_2, \phi_2), \dots, (d_m, l_m, \phi_m)\} \quad (6)$$

为了比较两个三维模型相似程度,采用 L_2 距离方法计算两个对称特征之间的距离值:

$$MD = \|F_m - F_n\| \quad (7)$$

考虑到三维模型化简、细化操作对于三维模型对称区域密度分布的影响,因此对称特征距离计算不将对称区域密度考虑在内,即距离计算只有对称区域的 l 和 ϕ 参数参与。

6 实验结果

6.1 模型特征相似性比较

为了验证本文算法中对称特征描述符的有效性,对三个不同模型提取对称特征并将特征进行比较. 在特征提取之前对模型首先进行预处理,每个三维模型被放置在以其质心为中心的三维坐标系中,并将其进行单位球面归一,对经过均匀分区采样后的三维模型空间点集,计算其对称特征描述符。

对于图 5 中的模型 a, b, c, 分别提取其对称特征,并对模型 a-b, a-c, b-c 的特征进行比较如表 1 所示,由于模型 a 和模型 b 外型特征上具有较高的相似性,因此其相似距离较小,而模型 a 和模型 c 外型差别较大,因此具有较大的相似距离,而模型 b 和模型 c 相似距离更大。

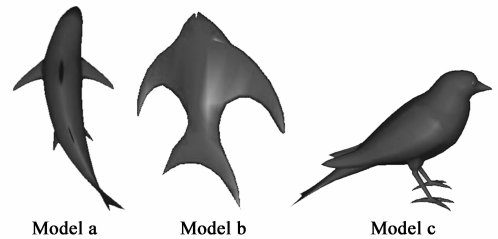


图5 三维模型对称特征提取

表1 三维模型相似度比较

模型名称	模型 b	模型 c
模型 a	0.926	4.328
模型 b	0	5.714

6.2 检索效率比较

算法测试所选用的三维模型数据库中存储数据量为 2620 条,包括普林斯顿大学的 1814 个模型以及其它类 806 个模型包括网络收集模型和自扫描模型. 模型分为 15 个大类和 39 个子类,数据分类过程属于人工分类,由于在子类分类的局限,因此在分类中测试结果过于片面,不能反映算法的优劣,本算法测试主要在全库数据中进行。

本算法使用测试 pc 机 CPU 为 Intel(R) Core(TM)2

Duo 2.40GHz, 内存为 2GB, 由于在检索之前对所有 2620 个模型进行特征提取并将特征提取结果存储于数据库中, 且数据库中存储特征没有经过高维特征索引处理, 因此模型内容检索时间为示例模型特征提取时间加上此特征和特征数据库中特征比较时间之和. 表 2 列出本文特征检索算法时间效率与 Osada^[3]的 D2 算法, Kazhdan^[12]的仿射对称特征算法的比较.

表 2 三维模型检索速度比较

算法	本文算法(s)	D2 算法 200 维(s)	仿射对称特征(s)
时间	4.23	4.73	7.46

由于本文算法中特征比较的维数并不固定, 但其平均维数低于 200 维, 因此平均特征比较耗时为 4.23s, 低于 D2 算法取 200 维统计值的 4.73s, 而仿射对称特征需要对三维模型进行体素化, 并计算仿射变换后模型, 因此需要花费较多的特征提取时间, 检索所用的平均耗时为 7.46s.

为了衡量本文算法检索的效率, 利用检索中通常使用的准确率-召回率曲线来对检索性能进行定量分析, 其中横轴为召回率也叫查全率, 纵轴为准确率, 曲线靠上表明检索效果越好. 以下图 6 为本算法与 Kazhdan^[12]的仿射对称特征算法, D2 算法和 D3 算法^[3]在取 200 维特征统计结果时的检索性能比较, 由图中可以看出, 本文算法优于此三种算法, 且在召回率较低时仍有较高的准确率. D2 算法和 D3 算法在三维模型顶点数较多时为随机取点进行运算, 在一定程度上影响了模型对本身特别相近模型的检索效果, 而本算法则采用分区采样的策略, 进行均匀采样, 这样就尽可能程度的避免大面积随机采样所引起的不准确性. 同时, 由于 D3 算法为任意三个顶点之间的面积特征统计而 D2 算法为任意两个顶点之间距离特征统计, 因此 D3 算法能够更好的体现模型的外型特征变化, 因此也在检索性能上略优于 D2 算法. 仿射对称特征虽然考虑了三维模型的全局对称特征, 但是其作为对称的特征只考虑了仿射对称, 没有从更深层次挖掘三维模型之间相似的内

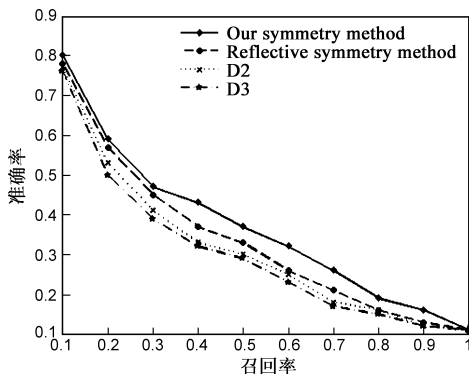


图6 检索准确率-召回率比较

在特征, 因此其检索的准确率受到限制, 但因为这种方法针对三维模型外形特征变换设计特征提取算法, 相比 D2 和 D3 算法的随机采样统计算法, 在算法稳定性以及算法执行的召回率-查全率上都有很大程度提高.

6.3 检索实验结果

基于三维模型空间对称变换提取三维模型对称特征描述符, 进行三维模型特征相似度计算作为一种三维模型特征检索的新算法, 目前所能查找到的文献在此类方法方面的研究还不是很多, 文献[12, 13, 15]虽也提到基于对称描述符用于三维模型检索, 但其方法和本文算法有本质区别, 且其文中并没有对检索实验结果进行展示, 因此无法用本文算法与之进行实验结果比较. 另外, 文献[15~17]中验证算法的数据库与本文所选数据库不同, 因此结果也不具有可比性. 因此以下给出的实验结果只是部分模型在系统数据库中检索的结果反映.

以下给出检索算法在系统实验平台上的检索结果, 此系统平台为 863 项目“三维模型智能处理与检索平台”中的三维模型检索平台, 将算法的实现在此平台中验证, 提取实验结果. 检索结果列表中第一个图像为检索所用三维模型的缩略图显示, 由于算法本身的特点, 如果所选模型来自数据库, 总能检索出自己且相似度为 98% 以上, 其余结果则为按相似度排列后显示的缩略图. 从检索结果中可以看出, 此算法对于结构特征明显, 尤其具有显著部分对称特性三维模型比较较为准确, 能从结构形状上判断模型的相似性.

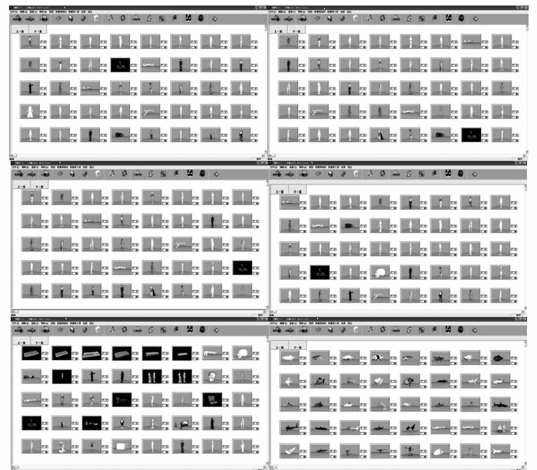


图7 算法实现结果

7 结论

本文利用三维模型广义的对称性提取三维模型对称特征描述符, 对三维模型外型结构特征进行描述, 得到三维模型之间相似度衡量标准. 算法首先利用 PCA 姿态规范和基于正八面体的分区采样对三维模型进行

预处理;然后针对三维模型顶点之间的对称变换构造三维模型对称空间;继而利用对称空间中聚类结果识别对称分布情况,提取对称特征描述符;最后利用对称特征描述符之间的距离判断三维模型之间的相似性。

由于对称特性在三维物体中普遍存在的特殊性,决定了利用对称特性提取作为三维模型特征进行比较检索的有效性,但是由于对于对称特性描述的局限性,以及在提取对称分布的过程中的误差,最终导致了特征描述对于对称特征的涵盖不全面,也因此降低了检索的匹配效率,下一步的工作需要在对称变换描述中寻找更恰当合适的对称表述方法,提高检索匹配效率。

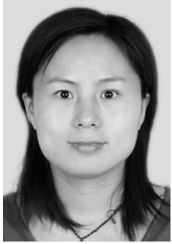
参考文献:

- [1] D W Thompson. On Growth and Form[M]. England: Cambridge University Press, 1961.
- [2] J W H Tangelder, R C Veltkamp. A survey of content based 3D shape retrieval methods[J]. Multimedia Tools and Applications, 2007, 39(3): 441 - 471.
- [3] R Osada, T Funkhouser, B Chazelle, et al. Shape distributions[J]. ACM Transactions Graphics, 2002, 21(4): 807 - 832.
- [4] Liu Y, Pu J, Zha H, et al. Thickness histogram and statistical Harmonic Representation for 3D model retrieval[A]. Proceedings of 3D data processing, visualization, and transmission[C]. IEEE Press, 2004. 896 - 903.
- [5] Ankerst M, Kastenmuller G, Kriegel H, et al. 3D shape histograms for similarity search and classification in spatial database[A]. Proceedings of Symposium on Large Spatial Databases[C]. Hong Kong, China, 1999. 207 - 226.
- [6] Yu M, Atmosukarto I, Leow WK, et al. 3D model retrieval with morphing based geometric and topological feature maps[A]. Proceedings of computer vision and pattern recognition[C]. IEEE Press, 2003. 656 - 661.
- [7] Liu Y, Pu J, Guyu X, et al. A robust method for shape-based 3D model retrieval[A]. Proceedings of Computer Graphics and Applications[C]. IEEE Press, 2004. 3 - 9.
- [8] Chen D, Tian X, Shen Y. On visual similarity based 3D model retrieval[J]. Computer Graphics Forum, 2003, 22(3): 223 - 232.
- [9] 袁浩, 卢章平, 骆雪松, 潘金彪. 基于极限投影变换的 3D 模型检索[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2007, 19(11): 1414 - 1422.
Yuan H, Lu Z, Luo X, Pan J. 3D model retrieval based on terminal projection transformation[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2007, 19(11): 1416 - 1422. (in Chinese)
- [10] Wang Y, Liu R, Takayuki B, et al. An images-based 3D model retrieval approach[A]. Advances in Multimedia Modeling[C]. Springer Berlin/Heidelberg, 2008, 4903: 90 - 100.
- [11] M J Atallah. On symmetry detection[J]. IEEE Transactions on Computers, 1985, 34(7): 663 - 666.
- [12] M Kazhdan, B Chazelle, D Dobkin, et al. A reflective symmetry descriptor for 3D models[J]. Algorithmica, 2004, 38(1): 201 - 225.
- [13] M Kazhdan, T Funkhouser, S Rusinkiewicz. Symmetry descriptors and 3D shape matching[A]. ACM SIGGRAPH Symposium on Geometry Processing[C]. ACM Press, 2004. 116 - 125.
- [14] 万丽莉. 一种结合法线分布特征的三维模型旋转归一化方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(6): 683 - 688.
Wan L. A 3D model's rotation normalization approach conforming to normal distributions[J]. Journal of computer-aided design & Computer Graphics, 2008, 20(6): 683 - 688. (in Chinese)
- [15] Joshua P, Philip S, Aleksey G, et al. A planar-reflective symmetry transform for 3D shapes[J]. ACM Transaction Graph. 2006, 25(3): 549 - 559.
- [16] 万丽莉, 赵沁平, 郝爱. 一种基于部件空间分布的三维模型检索方法[J]. 软件学报, 2007, 18(11): 2902 - 2913.
Wan L, Zhao X, Hao A. A method of 3D model retrieval by the spatial distributions of components[J]. Journal of Software, 2007, 18(11): 2902 - 2913. (in Chinese)
- [17] 王飞, 张树生, 白晓亮, 王洪申. 拓扑和形状特征相结合的三维模型检索[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(1): 99 - 103.
Wang F, Zhang S, Bai X, et al. 3D model retrieval based on both the topology and shape features[J]. Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics, 2008, 20(1): 99 - 103. (in Chinese)
- [18] S Guha, R Rastogi, K Shim. CURE: an efficient clustering algorithm for large database[A]. Proceedings of the ACM SIGMOD Conference on Management of Data[C]. ACM Press, 1998. 73 - 84.
- [19] Mitra N J, Guibas L J, Pauly M. Partial and approximate symmetry detection for 3D geometry[J]. ACM Transaction Graph, 2006, 25(3): 560 - 568.

作者简介:



周明全 男, 1954 年出生于陕西西安, 教授、博导。1988 年于西北大学获得硕士学位。主要从事: 虚拟现实、三维可视化相关技术研究。
E-mail: mqzhou@bnu.edu.cn



樊亚春 女,1978 年出生于北京,讲师.2009 年于北京师范大学获得博士学位.主要从事:数字图像处理,虚拟现实技术等方面的研究.

E-mail: blaenk@gmail.com



耿国华 女,1955 年出生于陕西西安,教授、博导.2002 年与西北大学获得博士学位,主要从事:虚拟现实技术、数据挖掘等方面研究.

E-mail: ghgeng@nwu.edu.cn

(上接第 864 页)

- [13] F Nie, S Xiang, C. Zhang. Neighborhood MinMax Projections [A]. IJCAI07[C]. Hyderabad: AAAI Press, 2007. 993 - 998.
- [14] K Fukunaga. Introduction to Statistical Pattern Recognition [M]. Boston: Academic Press, 1990.
- [15] S Yan, D Xu, B Zhang, H. Zhang. Graph embedding: A general framework for dimensionality reduction [A]. CVPR05 [C]. San Diego: IEEE CS Press, 2005. 830 - 837.
- [16] T Sim, S Baker, M Bsat. The CMU Pose, illumination, and expression (PIE) database [A]. IEEE AFGR02 [C]. Washington: IEEE CS Press, 2002. 46 - 51.
- [17] S Yan, D Xu, B Zhang, H Zhang, Q Yang, S. Lin. Graph Embedding: A General Framework for Dimensionality Reduction [J]. IEEE Trans on PAMI, 2007, 29(1): 40 - 51.
- [18] ZL Zheng, J Yang, Y Zhu. Face detection and recognition using colour sequential images [J]. Journal of Research and Practice in Information Technology, 2006, 38(2): 135 - 149.
- [19] ZL Zheng, J Yang. Supervised Locality Pursuit Embedding for Pattern Classification [J]. Image and Vision Computing, 2006, 24: 819 - 826.
- [20] [OL] Available at <http://www.ics.uci.edu/mlearn/ML-Repository.html>; or <http://archive.ics.uci.edu/ml/>
- [21] [OL] Available at <http://www.kernel-machines.org/data>
- [22] X Wang, X Tang. Random sampling for subspace face recognition [J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 70 (1): 91 - 104.